Semi-aridity nuclei associated the land cover and soil moisture in Pernambuco, Brazil

Cássia R. de M. Leite^{*}, Fabrício M. O. Lopes^{**}, Cristina R. Nascimento^{***}, Geber B. de A. Moura^{****}, Douglas A. de O. Silva^{*****}, Jhon Lennon B. da Silva^{*****}

^{*}Mestre em Engenharia Ambiental, Departamento de Tecnologia Rural, Universidade Federal Rural de Pernambuco (UFRPE), Recife-PE, Brasil. E-mail: cassia.melol@hotmail.com

^{**}Dr. Sensoriamento Remoto, Departamento de Agronomia, Professor Associado da UFRPE, Recife-PE, Brasil. E-mail: pabriciope@gmail.com; pabricio.lopes@ufrpe.br (Corresponding Author)

^{***}Dra. Engenharia Agrícola, Departamento de Agronomia, Professora Associada da UFRPE, Recife-PE, Brasil. E-mail: crisrodnas@gmail.com

^{****}Dr. Oceanografia, Departamento de Agronomia, Professor Titular da UFRPE, Recife-PE, Brasil. E-mail: geber.moura@ufrpe.br

^{*****}Mestre em Engenharia Agrícola, Departamento de Engenharia Agrícola, UFRPE. E-mail: douglasalbertosilva@hotmail.com, jhonlennoigt@hotmail.com

Received 7 February 2020; accepted 12 May 2020

Abstract

In semiarid regions, the growth and productivity of agricultural crops and natural vegetation are directly linked to the moisture available in the soil from precipitation or irrigation. Understanding the spatial and temporal variations of soil moisture is important in global water availability, agriculture and climate change. The objective was to identify semi-aridity index nuclei and associate them with the use and land cover of the MODIS sensor product, as well as the effects of biophysical parameters in the soil moisture. The study was conducted in the municipality of Ouricuri-PE, Brazil, obtaining data biophysical parameters (vegetation index and surface temperature) directly from products MODIS sensor between years 2006 and 2012 to analyze the effects on the soil moisture index. The data from normal climatologic (1911-1990) were to using the estimated Climatological Water Balance through the method proposed by Thornthwaite and Mather, and also calculated aridity index parameter. The inverse-square-distance was to using to the interpolating of aridity index. It was observed tendencies of semi-aridity index nuclei formation in the north of the municipality associated to the presence of exposed soils and sparse vegetation with low IUS values for the dry years 2006 and 2012. It was concluded that there is a direct multiple linear dependence of IUS with vegetation index, precipitation and air relative moisture and inverse with Ts, wind speed, evaporation, air temperature and insolation with a strong correlation coefficient (+0.86) and significance of 95% ($p < 0.001$).

Key words: NDVI, MODIS, semiarid, desertification.

Núcleo de semiaridez associado a cobertura e umidade do solo em Pernambuco, Brasil

Resumo

Em regiões semiáridas, o crescimento e a produtividade das culturas agrícolas e da vegetação natural estão diretamente ligados à umidade disponível no solo a partir de precipitação ou irrigação. É importante compreender as variações espaciais e temporais da umidade do solo na disponibilidade de água global, agricultura e mudanças climáticas. Objetivou-se identificar núcleos de índice de semiaridez associados ao uso e cobertura da terra do sensor MODIS (*Moderate Resolution Imaging Spectroradiometer*), bem como aos efeitos de parâmetros biofísicos na umidade do solo. O estudo foi realizado no município de Ouricuri-PE, Brasil, obtendo dados de parâmetros biofísicos (índice de vegetação e temperatura da superfície) diretamente dos produtos sensor MODIS entre os anos de 2006 e 2012 para analisar os efeitos no índice de umidade do solo. Os dados das normais climatológicas (1911-1990) foram utilizados para estimar o Balanço Hídrico Climatológico por meio do método proposto por Thornthwaite e Mather, além de calcular o parâmetro do índice de aridez. A técnica do inverso do quadrado da distância foi usada para interpolar o índice de aridez. Observou-se tendências de formações de núcleos de índice de semiaridez ao norte do Município associados à presença de solos expostos e de vegetação rala com baixos valores de IUS para 2006 e 2012, anos classificados como secos. Concluiu-se que há uma dependência linear múltipla direta do IUS com índice de vegetal, precipitação e umidade relativa do ar, e inversa com temperatura da superfície, velocidade do vento, insolação, evaporação e temperatura do ar com um coeficiente de correlação forte (+0,86) e significância de 95% ($p < 0,001$).

Palavras-chave: NDVI, MODIS, semiárido, desertificação.

1. Introdução

Em regiões semiáridas, o crescimento e a produtividade das culturas agrícolas e da vegetação natural estão diretamente ligados à umidade disponível no solo a partir de precipitação ou irrigação. Essa umidade representa o conteúdo de água que existe nas camadas de solo e que interage com a atmosfera através da evapotranspiração e da precipitação (Syed et al., 2014; Li et al., 2016).

O monitoramento dessa umidade é utilizado para o gerenciamento de sistemas de irrigação, monitoramento de seca e estudos de mudanças climáticas (Moran et al., 2015). Younis e Iqbal (2015) acrescentam que a utilização de informações sobre a umidade do solo ajuda na detecção precoce de seca agrícola e na avaliação de seu impacto na agricultura.

A precipitação pluvial regula a umidade do solo e, também serve como dado de entrada para obtenção do índice de aridez, um dos principais indicadores climáticos para estabelecer áreas mais susceptíveis à desertificação em regiões semiáridas (Brocca et al., 2017; Jesus et al., 2019).

Nestas áreas, as atividades humanas que desencadeiam o processo de degradação ambiental são: as explorações excessivas dos recursos madeireiros; a pecuária extensiva com sobrepastejo dos animais; o uso descontrolado do fogo como método de limpeza dos pastos; técnicas de cultivos agrícolas e uso de máquinas que destroem a estrutura dos solos; uso descontrolado de defensivos agrícolas contaminando rios e águas do subsolo, e a não preocupação com a coleta ou reciclagem dos resíduos tóxicos, dentre outras (Leite, 2016; Salomão et al., 2020), tornando-a cada vez mais semiárida.

As repetidas e prolongadas secas sobre as áreas degradadas ampliam os efeitos das atividades antropogênicas. A associação desses fenômenos causa aumento de solos expostos, os quais facilitam a erosão hídrica e eólica e acelera o processo de desertificação (Ziadat e Taimeh, 2013).

A determinação da umidade do solo é complexo de ser executado por meio de métodos de pesquisas convencionais (gravimétricas, tensiométricas, higrométricas, fotografias áreas, etc) o que implica muito tempo no envolvimento de medições em campo, acarreta um alto custo e os esforços são grandes, tornando-se incapaz de descrever o comportamento de sua distribuição espacial e temporal em escala regional (Silva et al., 2017a).

Uma solução para monitorar a umidade do solo em grandes áreas é a utilização de observações realizadas por sensores orbitais que captam a radiação eletromagnética refletida ou emitida da superfície continental da Terra (Bezerra et al., 2013).

Esses instrumentos são munidos de detectores que registram a presença de água na vegetação sadia ou no solo por meio de variações da radiancia espectral.

O registro da umidade do solo pode ser feito de forma passiva ou ativa, dependendo do comprimento de onda e do tipo de alvo observado.

O sensoriamento remoto óptico pode ser utilizado para estimar a umidade do solo baseado na radiação solar refletida por uma superfície entre 0,4 a 2,5 μm (Devaser e Luhach, 2016).

Na região do termal (3,5 a 14 μm), a umidade do solo é estimada baseada na relação entre propriedades termal do solo (capacidade de calor, condutividade termal e conteúdo de umidade no solo).

No sensoriamento remoto das microondas ativas e/ou passivas a umidade do solo tem sido estimada com base na constante dielétrica e temperatura de brilho, respectivamente (Sharma et al., 2018).

Contudo, não existe um sensor orbital ideal para obter medida indireta de umidade do solo, pois teria que apresentar alta resolução temporal (recobrimento diário); espacial (inferior a 5m) e espectral (apresentando comprimentos de onda que vão do infravermelho às microondas), pois as características da umidade mudam em períodos de tempo curtos e localmente, além disso, as imagens deveriam poder ser obtidas a baixo custo, o que limita o número de opções (Maffra e Centeno, 2016).

Apesar dessas exigências, o sensor MODIS continua a ser uma escolha preferível para estudos ambientais, pois pode ser usado para obter imagens de cobertura diária para grandes áreas (Atif et al., 2020).

Os produtos de NDVI (*Normalised Difference Vegetation Index*) e Ts (Temperatura da superfície continental) do sensor MODIS, derivados de correções radiométricas e geométricas, são distribuídos gratuitamente e corrigidos dos efeitos atmosféricos (espalhamento e absorção por gases) (Lopes et al., 2013).

A associação de NDVI com Ts em modelos específicos tem sido estudada por vários pesquisadores, cuja interpretação é útil para a detecção quantitativa da distribuição espacial e temporal de umidade do solo (Schirmbeck et al., 2017; Shi et al., 2020).

A variabilidade temporal e espacial da umidade superficial do solo não é somente controlada pela precipitação, mas por um conjunto de variáveis meteorológicas (insolação, velocidade do vento, temperatura e umidade relativa do ar, evaporação, evapotranspiração, fração evaporativa, entre outras) especialmente, onde as mudanças no uso e na ocupação da terra por áreas agrícolas são evidentes (Silva et al., 2017b; Carvalho et al., 2018).

Neste contexto, o monitoramento e a modelagem temporal e espacial da umidade do solo da camada superficial tornam-se indispensáveis para subsidiar ações de manejo e conservação do solo e da água, e também para quantificar os componentes do balanço hídrico, uma vez que, a disponibilidade de água no solo está diretamente ligada à disponibilidade hídrica na atmosfera que é controlada pela evapotranspiração (Silva et al., 2015).

Portanto, este trabalho teve como objetivos identificar núcleos de semiaridez associados ao uso e cobertura da terra do produto do sensor MODIS, bem como aos efeitos de parâmetros biofísicos na umidade superficial do solo para os anos de 2006 e 2012 no município de Ouricuri-PE, Brasil.

2. Material e métodos

O município de Ouricuri está localizado entre as latitudes de 7°40'39''S a 8°13'34''S e longitudes de 39°51'12''O a 40°34'32''O, sertão de Pernambuco, ocupando uma área de 2.491,73 km², situando-se na unidade dos Maciços e Serras Baixas, com altitudes entre 369 a 827 m (Figura 1A) e declividades do terreno variando de 0 a 12° (Figura 1B).

O Município possui uma malha rodoviária privilegiada, sendo cortado pelas rodovias BR-316 e BR-122, ocupando posição central e de destaque na Região de Desenvolvimento do Araripe.

Figura 1 - Cartas de altitude (A) e declividade do terreno (B) obtidas do SRTM (*Shuttle Radar Topography Mission*) de resolução espacial de 90m para município de Ouricuri-PE, Brasil.

Os maciços constituem-se em relevo pouco acidentado e em solos de alta fertilidade. A vegetação é composta por floresta caducifólia e Caatinga hipoxerófila. Nos topos e vertentes de relevos ondulados, ocorrem os solos brunizos, pouco profundos, bem drenados, textura argilosa e fertilidade natural alta.

Nos topos e vertentes de relevos fortes ondulados e montanhosos, ocorrem os solos litólicos, rasos, pedregosos, ácidos e de fertilidade natural média. Nos fundos de vales estreitos, ocorrem os solos aluviais, profundos, moderadamente drenados e com fertilidade natural alta (CPRM, 2010).

O clima é do tipo tropical semiárido com chuvas de verão. A temperatura do ar e a evapotranspiração são elevadas, com índices pluviométricos em torno de 650 mm/ano. O período chuvoso inicia-se em novembro com término em abril (INMET, 2009).

As normais climatológicas de precipitação pluviométrica (P, mm/ano) e temperatura (t, °C) do ar no período de 1911 a 1990 pertencentes a 82 postos meteorológicos do Sertão de Pernambuco foram obtidas na página virtual da Unidade Acadêmica de Ciências Atmosféricas da Universidade Federal de Campina Grande (UACA, 2015).

Também, foram obtidos dados diários e calculados médias ou totais, dependendo da variável, a cada 16 dias de temperaturas média (Tmed, °C), mínima (Tmin, °C) e máxima (Tmax, °C), precipitação pluvial (P, mm), umidade relativa do ar (UR,%), evaporação de Pichè (E, mm), velocidade do vento (ws, m/s) e insolação (n, horas) coletados por uma estação meteorológica automática instalada em Ouricuri (7° 54' 0"S; 40° 2' 24"W; 459,28 m) para os anos de 2006 e 2012 (INMET, 2015).

As médias de 16 dias das variáveis foram relacionar com o IUS.

Utilizou-se, ainda, os totais anuais de precipitação dessa estação do período de 1994 a 2017 para estimar o IAC (Índice de Anomalias de Chuva) conforme Van Rooy (1965), a fim da obtenção das anomalias positivas e negativas (Equações 1 e 2).

$$IAC = + 3 \times [(P - Pmed) / (PM - Pmed)] \quad (1)$$

$$IAC = - 3 \times [(P - Pmed) / (PX - Pmed)] \quad (2)$$

em que: P – precipitação total anual atual (mm/ano), Pmed - precipitação total média da série histórica (mm/ano), PM – total médio das dez maiores precipitações anuais da série histórica (mm/ano) e PX – total médio das dez menores precipitações anuais da série histórica (mm/ano).

O IAC foi classificado como: Extremamente Chuvoso (EC, IAC>4), Muito Chuvoso (MC, 2>IAC<4), Chuvoso (C, 0>IAC<2), Nem Chuvoso Nem Seco (IAC = 0, P = Pmed), Seco (S, 0>IAC<-2), Muito Seco (MS, -2<IAC<-4) e Extremamente Seco (ES<-4) (Van Rooy, 1965).

Os dados totais anuais P e as médias anuais de t compreendido entre 1911 a 1990 foram utilizados para calcular o índice de aridez (Ia) dos 82 postos pluviométricos do estado de Pernambuco, assumindo a capacidade de retenção de água disponível no solo igual a 100 mm, e expresso de acordo com a Equação 3 (Thornthwaite e Mather, 1955):

$$Ia = P/ET \quad (3)$$

em que: ET é a evapotranspiração total anual calculada pelo balanço hídrico climatológico (mm/ano).

O interpolador inverso do quadrado da distância foi utilizado para especializar os valores de IA.

Em seguida, foi realizado o recorte do mapa temático de IA de acordo com os limites territoriais do município de Ouricuri, utilizando o programa computacional QGIS.

Conforme classificação de Thornthwaite e Mather (1955) para valores de Ia: menor que 0,05

(Hiperárido); 0,05 a 0,20 (Árido); 0,21 a 0,50 (Semiárido); 0,51 a 0,65 (Subúmido Seco); maior que 0,65 (Subúmido úmido).

As imagens do sensor MODIS, satélite Terra, utilizadas neste trabalho referem-se aos produtos MOD13Q1, MOD11A2 e MOD12Q1.

O produto MOD13Q1 é uma composição de 16 dias de imageamento, livres de nuvens, versão 6, Nível 3, com resolução espacial de 250 m, resolução radiométrica de 16 bits. O produto MOD13Q1 fornece duas camadas primárias de vegetação: o NDVI e o EVI (*Índice de Vegetação Melhorado*). O algoritmo escolhe o melhor valor de pixel disponível de todas as aquisições do período de 16 dias. Os critérios utilizados são nuvens baixas, ângulo de visão baixo e o maior valor de NDVI / EVI (Didan, 2015).

O produto MOD11A2 Versão 6 fornece uma temperatura e emissividade médias da superfície terrestre de oito dias por pixel com uma resolução espacial de 1 km em uma grade de 1.200 por 1.200 km. Cada valor de pixel no MOD11A2 é uma média simples de todos os pixels correspondentes da Ts coletados no período de oito dias (Wan et al., 2015).

O produto MCD12Q1 Versão 6 fornece dados globais sobre tipos de cobertura da terra em intervalos anuais (2001-2018), derivados de seis diferentes esquemas de classificação. Neste trabalho foi usado a classificação anual do solo tipo 1 do IGBP (*Annual International Geosphere-Biosphere Programme*) com 500 m resolução espacial e oito bits de resolução radiométrica.

O produto de dados MCD12Q1 Versão 6 é derivado usando classificações supervisionadas dos dados de refletância do sensor MODIS, satélites Terra e Aqua. As classificações supervisionadas passam por um pós-processamento adicional que incorpora conhecimento prévio e informações auxiliares para refinar ainda mais as classes específicas (Friedl e Sulla-Menashe, 2019).

Todos os produtos MODIS referem-se ao retângulo envolvente h14v9, projeção geográfica, elipsóide *World Geodetic System 1984* (WGS84) disponibilizados pela NASA (*National Agence Space American*) para os anos de 2006 e 2012.

No pré-processamento utilizaram-se a ferramenta MRTTool (*Modis Reprojection Tool*) e o programa computacional QGIS. A ferramenta MRTTool é específica para importar produtos do sensor MODIS com a extensão HDF (*Hierarchical Data Format*).

A diferença relativa entre a cobertura vegetal anual de 2012 e 2006 dividida pela imagem de cobertura de 2006 foi calculada para obter a porcentagem relativa à imagem de 2006.

As imagens em níveis de cinza de temperatura da superfície (Ts) foram

redimensionadas para as resoluções espaciais de 250 m, composição temporal de 16 dias, multiplicadas por 0,02 e subtraídas de 273,15 para obtenção em Celsius (°C).

As imagens de NDVI foram multiplicadas por 0,0001 para obter valores entre -1 e 1.

O IUS obtido de Ts (°C) é dada pela Equação 4 (Zhan et al., 2004):

$$IUS_{Ts} = \frac{T_{s_{max}} - T_s}{T_{s_{max}} - T_{s_{min}}} \quad (4)$$

em que: $T_{s_{max}}$ e $T_{s_{min}}$ são os valores máximo e mínimo da imagem de Ts, respectivamente. Se IUS_{Ts} for igual à zero a superfície está seca e se for um a superfície está úmida.

O IUS obtido de NDVI foi expresso conforme a Equação 5 (Wang et al., 2010):

$$IUS_{NDVI} = 1 - \frac{NDVI_{max} - NDVI}{NDVI_{max} - NDVI_{min}} \quad (5)$$

em que: O $NDVI_{max}$ e o $NDVI_{min}$ se referem aos valores de máximo e mínimo da imagem de NDVI.

A constante 1 (um) refere-se à inversão dos valores, pois quanto maior o valor do NDVI maior será o IUS.

O IUS foi calculado utilizando a diferença entre IUS_{Ts} e IUS_{NDVI} pela Equação 6 (LOPES et al., 2011):

$$IUS = \frac{IUS_{Ts} - IUS_{NDVI}}{2} \quad (6)$$

Para verificar o grau de correlação das variáveis meteorológicas medidas na estação meteorológica automática de Ouricuri-PE com a variável estimada por satélite IUS, foram calculados os coeficientes de determinação (R^2) e os de correlação de Pearson (r) condicionados a significância de probabilidade menor que 5% e o erro padrão de estimativa baixo.

O valor de r está sempre entre -1 e +1, com $r = 0$ correspondendo à não associação. Se r for positivo significa que duas variáveis qualquer (x e y) crescem juntas.

Por outro lado, se r for negativo à medida que uma variável qualquer (x) cresce a outra variável y decresce (em média). Quanto maior o valor de r (positivo ou negativo), mais forte a associação.

O valor de r (+ ou -) pode ser interpretado, considerando os intervalos (Shimakura, 2006): 0 a 0,19 (Correlação Bem Fraca); 0,20 a 0,39 (Correlação Fraca); 0,40 a 0,69 (Correlação Moderada); 0,70 a 0,89 (Correlação Forte) e 0,90 a 1,00 (Correlação Muito Forte).

O coeficiente de determinação pode ser interpretado de acordo com Martins (2018), considerando que: se R^2 assumi valor aproximadamente 1 significa que, em princípio, a nuvem de pontos apresentada no diagrama de dispersão está próxima da reta de regressão, considerada para o modelo de regressão linear. Por outro lado, quando $R^2 \approx 0$ já não se vislumbra uma estrutura linear.

3. Resultados e discussão

A Figura 2 mostra a distribuição espacial do uso e cobertura da terra e das isolinhas de Ia para o município de Ouricuri-PE. Conforme a classificação de Thorntwaite e Mather (1955), nas Figuras 2A e 2B não existem áreas hiperáridas (isolinhas de $Ia < 0,05$) ou áridas (isolinhas de $Ia < 0,20$).

A maior parte da área está contida entre as isolinhas de limites de 0,21 < Ia < 0,50. Percebe-se, ainda, a existência de formação de um núcleo de semiaridez ao norte do Município (isolinha fechada de 0,42).

O extremo norte de Ouricuri (Figuras 2A e 2B) apresenta o solo bastante degradado, predominância de áreas de arbustos espaçados e de gramíneas, onde a presença de áreas salinizadas é visível, decorrentes de práticas agrícolas ultrapassadas, exploração excessiva de madeira e extração de calcário.

Martins et al. (2016) encontraram resultados similares quando mapearam o Ia para o Nordeste. Lopes e Leal (2019) observaram redução de Ia de 0,45 para 0,35 da série climática de Cabrobó de 1990 a 2014. Este intervalo indica que a área apresenta alto nível de susceptibilidade à desertificação.

Em 1977, o ecólogo pernambucano João Vasconcelos Sobrinho inseriu Ouricuri-PE no núcleo de desertificação de Cabrobó, juntamente com Salgueiro, Parnamirim, Itacuruba, Belém do São Francisco, Petrolina, Afrânio, Trindade e Araripina (Sousa et al., 2013).

Leite (2016), estudando a mesorregião do sertão Pernambucano, também observou tendências de formação de núcleo de aridez em Arcoverde, Sertânia, Iguaraci, Afogados da Ingazeira, Ingazeira, Carnaíba e Tabira, apresentando um Ia no limite de regiões semiáridas.

O Programa de ação nacional de combate à desertificação e mitigação dos efeitos da seca (PAN-Brasil) tem classificado Ouricuri, Salgueiro, Parnamirim entre outros como áreas pilotos para investigação sobre a desertificação em Pernambuco (MMA, 2020).

Para Marin et al. (2012) essa área é aproximadamente de 4.960 km². A CGEE (2016) estima um total de área susceptível à desertificação em Pernambuco da ordem de 89.571,7 km², com área

fortemente degradada de 3.286,42 km².

É importante salientar que o Ia reflete um comportamento médio sobre um período, mas não o impacto que secas prolongadas podem ter sobre o

processo de desertificação e degradação ambiental (CGEE, 2016). Martins et al. (2015) mostraram que uma sequência de anos secos, como a seca 2012-2015, impacta sensivelmente sobre esses processos.

Figura 2 - Uso e cobertura da terra obtido do produto MODIS (MCD12, classificação do IGBP (*International Geosphere Biosphere Programme*) para 2006 (A) e 2012 (B) sobreposto ao índice de aridez de 1911 a 1990 do município de Ouricuri, PE. As isolinhas de Ia foram calculadas conforme equação 3.

A comparação de 2006 com 2012 do uso e cobertura da terra do Município (Figura 3) mostrou um aumento de 36%, 235% e 900% para as áreas de urbana/solo exposto (AU), de mata ciliar (Mc) e de pequenos arbustos mais gramíneas (Gpa), respectivamente.

Por outro lado, ocorreu redução de arbustos espaçados (Ae) de 16%, floresta folhosa decídua (FFD) de 92% e de Caatinga mista (Caa) de 28%. Além disso, áreas de arbustos espaçados (Ae), de gramíneas (G) e de solo exposto aumentam de 2006 para 2012.

A ação antrópica sobre os recursos naturais, especialmente os recursos florestais, se processa com grande intensidade nessa região, resultando em áreas degradadas pelo consumo de lenha para atender a diferentes setores econômicos (Sousa et al., 2013).

Marin et al. (2012) acrescentam que as condições edáficas e de ocupação e uso da terra

contribuem para a formação de núcleos de desertificação.

Contudo, Souza et al. (2015) advertem que a resposta da cobertura vegetal da Caatinga às condições do regime de água é uma característica marcante porque, mesmo com a redução da disponibilidade de água, a vegetação tende a persistir, por alguns meses, com suas folhas.

Bezerra et al. (2020) reforçam que a cobertura da Caatinga é sensível a precipitação, tendo na estação chuvosa os maiores valores e na estação seca os menores, período que o albedo e a temperatura apresentaram valores elevados, indicando vulnerabilidade à degradação das áreas com pouca vegetação e solo exposto.

Para Leite (2016) o município de Ouricuri apresenta uma forte irregularidade no regime de chuvas, que associada às ações de degradação do bioma Caatinga, vem potencializando a intensificação de processos erosivos da região.

Figura 3 - Diferença relativa de classes de uso e cobertura da terra de 2012 e 2006 para o município de Ouricuri, PE. FCP - Floresta Conífera Perene, FFP – Floresta Folhosa Perene, FCD – Floresta Conífera Decídua, FFD – Floresta Folhosa Decídua, Vm – Vegetação mista, Ae – Arbustos espaçados, G – Gramíneas, Caa – Caatinga, Mc - Mata ciliar, Gpa – Gramíneas/Pequeno Arbusto, Ch – Corpos hídricos, Ca – Campo agrícola, AU – Área Urbana, ACaa – Agricultura/Caatinga e Nv – Nuvens.

Na Figura 4 observa-se uma tendência decrescente do IAC anual para Ouricuri entre 1994 a 2017. Os valores de IAC anuais oscilaram entre -5,264 a +7,027, apresentando períodos consecutivos de seca entre 2003-2004 e 2012-2017. Além disso, os anos de 2006 e 2012 foram classificados como “seco” e “extremamente seco”, com P anual de 519 mm e 200 mm para Ouricuri, respectivamente. Silva et al. (2017a) também observaram uma tendência de decréscimo das chuvas no município de Petrolina-PE

entre 1975 a 2016.

O principal fenômeno que atua neste Município é o El Niño-Oscilação-Sul (ENOS), causando alteração no regime e no total pluviométrico que, dependendo da intensidade, pode resultar em secas severas.

Dessa forma, os anos considerados anômalos relacionam-se bem com eventos positivos (El Niño) e negativos (La Niña) do fenômeno ENOS (Silva et al., 2017a).

Figura 4 - Índice de Anomalia de Chuva (IAC) entre os anos de 1994 e 2017 para o município de Ouricuri, PE

Merece destacar que no ano de 2012 o Nordeste brasileiro teve a pior seca dos últimos 30 anos.

Os principais efeitos da seca sobre a Caatinga foram marcados com aumentos de risco de erosão, de

magnitude dos incêndios florestais e da diminuição do fluxo de rios e lagos. Essa seca terminou com grande prejuízo para os criadores do Nordeste.

De acordo com os dados da pesquisa Produção da Pecuária Municipal do Instituto

Brasileiro de Geografia e Estatísticas, a Região perdeu 4 milhões de animais em 2012, quando o semiárido viveu a mais intensa seca das últimas décadas (IBGE, 2012). A Região perdeu aproximadamente 1,3 milhão de bovinos, ou seja, -4,5% em comparação a ano de 2011. Em Pernambuco, o rebanho reduziu -24% do total.

Os pesquisadores da NASA mostraram que a temperatura no planeta continua em elevação e que 2012 foi o nono ano mais quente desde que começaram as medições em 1880 (NASA, 2013).

A Figura 5 mostra a relação linear simples entre NDVI e Ts (Figura 5A), NDVI e Evaporação de Piché (Figura 5B), NDVI e IUS (Figura 5C), Ts e IUS (Figura 5D) na localização da estação meteorológica de Ouricuri para todos os dados de 2006 e 2012.

No local da estação meteorológica de Ouricuri, o solo exposto compete com o gramado, dependendo do mês e dia do ano. Desse modo, observa-se que uma diminuição nos valores de NDVI contribui para elevar a temperatura da superfície com valores de coeficiente de determinação de 0,61 (Figura 5A).

Os valores de NDVI baixos estão associados à vegetação rala e solo exposto que também elevam o poder evaporante do ar, apresentando um coeficiente de determinação de 0,73 (Figura 5B). Younis e Iqbal (2015) observaram também uma diminuição da temperatura da superfície com o aumento da vegetação e o aumento da temperatura com a diminuição da vegetação.

Silva (2009), em sua pesquisa sobre a evapotranspiração na bacia hidrográfica do baixo Jaguaribe, verificou que o valor do NDVI aproximase de zero quando as áreas apresentam solo exposto ou áreas cobertas por vegetações caducifólias ralas que não se mantêm verde na estação seca.

Na Figura 5A constatou-se, ainda, que o NDVI apresentou coeficiente de determinação R^2 de 0,61, explicando 61% da variabilidade da Ts (correlação forte $r = 0,78$).

Comportamento similar também foi observado na Figura 5B em que o NDVI explica 74% da variabilidade da evaporação de Piché ($R^2 = 0,74$)

com forte correlação entre elas ($r = 0,86$).

Deng et al. (2018) observaram, também, padrões opostos de NDVI e Ts com forte correlação ($r = 0,78$) obtidas de imagens Landsat-8 em regiões acidentadas da China com diferentes tipos de superfície e aspecto. Vale ressaltar que um pixel de 250 m contém proporções diferentes de tipos de cobertura da terra. Para Stroppiana et al. (2014) a variabilidade nos valores de Ts é observada em vegetação rala e cultivos agrícolas, devido as características heterogêneas da vegetação dentro da classe de uso da terra.

Entretanto, a Ts está relacionada às atividades fisiológicas de folhas em áreas de floresta, porém ela representa uma combinação de temperatura de dossel e de solo sobre áreas de vegetação espaçadas (Van Leeuwen et al., 2011).

De acordo com as Figuras 5C e 5D, observa-se forte correlação do índice de umidade superficial (IUS) médio com os parâmetros NDVI e Ts com coeficiente de determinação de 0,67 e 0,51, respectivamente.

Verificou-se, ainda, um padrão direto entre IUS e NDVI, ou seja, à medida que a cobertura vegetal reduz IUS também diminui. Esse padrão é invertido quando se analisa a relação entre IUS e Ts, pois o aquecimento do dossel provoca redução da umidade do solo da camada superficial e vice-versa.

No semiárido nordestino, esse mesmo padrão também foi encontrado por Lopes et al. (2011), cuja correlações do IUS com os parâmetros NDVI e Ts foram significativas, apresentando coeficiente determinístico (R^2) de 0,90 e 0,87, respectivamente. É provável que a umidade do solo tenha uma grande variabilidade, conduzida pela grande amplitude de Ts sobre áreas não florestadas e espaçadas (Stroppiana et al., 2014).

A Figura 6 ilustra a distribuição temporal da precipitação acumulada (P, mm) a cada 16 dias comparada com os valores médios de IUS estimados de imagens compostas do sensor MODIS (16 dias) no município de Ouricuri para 2006 (A) e 2012 (B). Pela análise da Figura 6 percebe-se que a evolução temporal do IUS tende a acompanhar a precipitação pluvial acumulada.

Figura 5. A. Relação linear entre temperatura da superfície (T_s , °C) e índice de vegetação por diferença normalizada (NDVI) calculados de dados do sensor MODIS; B. Evaporação de Piché (mm) e NDVI; C. Índice superficial de umidade do solo (IUS) e NDVI; D. Temperatura da superfície e IUS para o município de Ouricuri-PE para todos os dados dos anos de 2006 e 2012.

Figura 6. Variação temporal da precipitação (P , mm) acumulada comparada com o IUS médio da camada superficial calculado de imagens MODIS no município de Ouricuri-PE para 2006 (A) e 2012 (B).

Em janeiro de 2006 (Figura 6A) não ocorreu eventos de precipitação no Município, mas IUS reduziu-se de 0,57 (Jan1) para 0,53 (Jan2). Após os primeiros 16 dias de fevereiro de 2006 (Fev2) choveu cerca de 91,2 mm, elevando o conteúdo de água da superfície e os valores de IUS aumentaram de 0,50 em fevereiro (Fev1) para 0,65 em março (Mar1). No entanto, IUS diminuiu de 0,64 em março (Mar2) para 0,55 em abril (Abr1), período mais chuvoso da série.

A redução do acumulado de chuvas na estação seca do Município (junho até outubro de 2006) impactou nos valores de IUS, diminuído de 0,62 em junho (Jun1) para 0,39 outubro (Out1). Li et al. (2016) observaram que a dinâmica da umidade da

superfície do solo seguiu os padrões de precipitação em duas planícies de cascalho no deserto da Namíbia.

Em 2012 (Figura 6B) os valores médios de IUS acompanharam os acumulados de chuva. Após os primeiros 16 dias de janeiro (Jan2) o valor de IUS foi de 0,4 elevando-se para 0,6 em fevereiro (Fev2), por causa da precipitação acumulada nos períodos anteriores. Nos meses de abril a outubro de 2012 a IUS oscilou entre 0,3 a 0,4, indicando condições de solo seco.

Li et al. (2019) constataram que a precipitação é um fator climático dominante que controla a umidade do solo. Pekel (2020) salienta que

é importante analisar a distribuição de umidade do solo em uma região para prevenir sobre ameaças de secas e ajustar a produção agrícola.

A Figura 7 apresenta a distribuição temporal média da temperatura do ar comparada com o IUS para os anos de 2006 (A) e 2012 (B). Observa-se na Figura 7A que a temperatura do ar diminui

suavemente de janeiro a julho, aumentando até o final de novembro de 2006.

O índice de umidade do solo apresenta uma variação inversa a da temperatura do ar. Esse comportamento também é percebido em 2012 (Figura 7B).

Figura 7. Variação da temperatura média do ar (t , °C) comparada com a do IUS médio no município de Ouricuri para 2006 (A) e 2012 (B).

O ano de 2006 foi considerado seco (Figura 4) com valores de temperatura do ar variando de 22,2 a 29,3 °C (amplitude térmica de 7,1 °C), enquanto que 2012 foi considerado ano extremamente seco com temperatura do ar entre 23,9 a 29,2°C (amplitude térmica de 5,4 °C). As altas temperaturas do ar e baixas precipitações no ano de 2012 (Figura 7B) impactaram nos valores de índice de umidade do solo.

Li et al. (2019) têm observado que um impacto causado pelo aumento da temperatura do ar na umidade do solo pode chegar a 91% de um ano para o outro. Esses autores concluíram que a temperatura do ar é um fator crítico para mudança significativa na umidade do solo. Han et al. (2018) observaram que variações da temperatura, da precipitação e de outros fatores climáticos resultam diretamente em variações de umidade do solo.

Na Figura 8 têm-se as cartas temáticas de IUS e as isolinhas de Ia para os anos de 2006 (A) e 2012 (B) da área estudada. É notável na Figura 8 a influência da altitude e da declividade do terreno (Figura 1) no IUS (tons azuis). A altitude e a declividade do terreno contribuem para preservar a caatinga, reduzindo as temperaturas do ar e da superfície e aumentando a umidade relativa e, consequentemente, elevando os valores de IUS.

Percebe-se que o ano 2006 (Figura 8A) teve mais regiões com índices entre 0,48 (tons em laranja) a 0,65 (tons em azul), indicando elevado grau de umidade da camada superficial do solo, característico

de áreas de corpos hídricos e de vegetação úmida.

Para o ano de 2012 (Figura 8B) aumentaram as manchas (tons em cinza e laranja) de IUS com valores entre 0,16 a 0,33, o que significa aumento na presença de áreas secas e com pouca vegetação ou quase nenhuma vegetação (solo exposto), características de áreas degradadas.

Lopes et al. (2011), em seu trabalho no Seridó-PB, observaram que valor de IUS igual a 0 indica área degradada e com queimada. Para valores de IUS entre 0 e 0,15 a degradação de caatinga é intensa, com existência de diversas formas de erosão laminar e em sulcos. No entanto, valores de IUS até 0,57 representam área com vegetação densa. Resultados semelhantes foram encontrados por Wang et al. (2010) ao utilizarem o NDVI e Ts para estimar a umidade do solo.

Zeng et al. (2004) obtiveram valores de IUS que revelam áreas de desertificação, indicando que a variação do IUS esteve positivamente relacionada com a gravidade de desertificação. Estes autores encontraram valores de IUS médios de 0,34, em terras pouco degradadas, 0,31 em terras desertificadas moderadas, 0,28 em terras degradadas graves, e 0,26 em área em estado de desertificação muito severo. Esses resultados podem auxiliar na irrigação de culturas agrícolas.

Em campos de algodão irrigados do semiárido nordestino, Bezerra et al. (2013) encontraram valores de índice de umidade do solo da ordem de 0,32 e, de 0,25 na ausência de irrigação.

Figura 8. Índice de umidade superficial do solo (IUS) calculado de dados do sensor MODIS e isolinhas de Ia para o município de Ouricuri: (A) 2006 e (B) 2012

Na Tabela 1 são apresentados os valores de correlação de Pearson (r) obtida de regressão linear múltipla entre as variáveis meteorológicas medidas (variáveis explicativas) e o IUS (variável resposta) estimado das imagens do sensor MODIS para o município de Ouricuri-PE para os anos de 2006 e

2012. As correlações foram significativas no nível de 5% de probabilidade ($p < 0,05$) com intervalo de confiança de 95% para os valores estimados, apresentando r considerado forte, em torno de +0,86 para a regressão linear múltipla.

Tabela 1. Correlações lineares de Person (r), interpretação de r e efeitos de variáveis meteorológicas no índice de umidade do solo (IUS) para o município Ouricuri, Pernambuco, Brasil

Variáveis explicativas	Valor de r (+ ou -)	Efeitos IUS	Intepretação de r
Precipitação total	+0,5308	Direto	Correlação Moderada
Temperatura máxima do ar	-0,2839	Inverso	Correlação Fraca
Temperatura mínima do ar	-0,0929	Inverso	Correlação Bem fraca
Insolação diária	-0,4154	Inverso	Correlação Moderada
Evaporação de piché	-0,6964	Inverso	Correlação Forte
Temperatura média do ar	-0,2646	Inverso	Correlação Fraca
Umidade relativa do ar	+0,6399	Direto	Correlação Moderada
Velocidade do vento	-0,6569	Inverso	Correlação Moderada
$R^2 = 0,74$ $r = +0,86$ $p < 0,001$			Correlação Forte
Erro Padrão de estimativa: 0,1166			

As variáveis meteorológicas analisadas que possuem valores de r positivos podem interferir de forma direta na IUS ou inversamente para valores de r negativos. Dessa forma, a precipitação (P) e a umidade relativa do ar (UR) explicam positivamente o comportamento do IUS, ou seja, P e UR são diretamente proporcionais a IUS, com coeficientes de correção moderados de +0,53 e +0,64, respectivamente.

Ao contrário disso, as variáveis t , t_{min} e t_{max} não tem uma relação direta e contribuem negativamente com IUS, cujos coeficientes de correlação são bem fracos. Syed et al. (2014) constataram que a umidade do solo e a temperatura

do ar mostram sempre uma relação negativa, porque a temperatura do ar é frequentemente considerada representar a demanda de água na atmosfera.

Por outro lado, a insolação (n), a velocidade do vento (ws) e a evaporação de Pichè (E) apresentaram valores de r negativos, indicando que a medida que IUS cresce n , ws e E descresem com correlações moderadas a fortes.

Carvalho et al. (2018) observaram que valores elevados de umidade do solo no bioma Caatinga estão associados a altos valores de precipitação pluvial, de UR e de evapotranspiração, e também as baixas magnitudes de radiação solar, velocidade do vento e temperatura do ar. Em geral, Li

et al. (2019) constataram que a umidade do solo e a precipitação sempre mostram correlações positivas, especialmente na camada superficial do solo.

4. Conclusões

A identificação de possíveis núcleos de semiaridez está associada mudanças no uso e cobertura da terra no que diz respeito ao seu padrão de proteção dada pela cobertura vegetal, indicando perda de vegetação no período de seis anos com baixos valores de índice de umidade do solo da camada superficial.

O efeito da cobertura vegetal relacionada com o NDVI do sensor MODIS indicou uma relação direta com o índice de umidade da superfície do solo, enquanto que a temperatura da superfície apresentou um efeito inverso.

Há uma dependência linear múltipla direta da umidade do solo da camada superficial com a água proveniente da chuva e o conteúdo de vapor d'água presente na atmosfera e inversa com a velocidade do vento, poder evaporativo do ar, temperatura do ar e insolação com um coeficiente de correlação forte (+0,86) e significância de 95% ($p < 0,001$).

Agradecimentos

Os autores agradecem o apoio financeiro da Fundação de Amparo à Ciência e Tecnologia do Estado de Pernambuco (FACEPE) pela concessão de bolsa de mestrado para a primeira autora, ao Instituto Nacional de Meteorologia (INMET), a Unidade Acadêmica de Ciências Atmosféricas da Universidade Federal de Campina Grande (UACA/UFCG) pela disponibilidade de dados públicos meteorológicos e climáticos, ao Serviço Geológico dos Estados Unidos das Américas (USGS) pela concessão de dados orbitais, e aos revisores do Journal of Hyperspectral Remote Sensing (JHSR) pelas contribuições sugeridas neste artigo.

Referências

- Atif, S., Hussain, E., Khan, J.A., 2020. Surface urban heat islands in the mega city of Karachi, their spatial distribution and health emergency response infrastructure. *Narrative Review* 70, 705-712.
- Bezerra, A.C., Silva, J.L.B., Silva, D.A.O., Batista, P.H.D., Pinheiro, L.C., Lopes, P.M.O., Moura, G.B.A., 2020. Monitoramento Espaço-Temporal da Detecção de Mudanças em Vegetação de Caatinga por Sensoriamento Remoto no Semiárido Brasileiro. *Revista Brasileira de Geografia Física* 13, 286-301.
- Bezerra, B.G., Santos, C.A.C., Silva, B.B., Perez-Marin, A.M., Bezerra, M.V.C., Bezerra, J.R.C., 2013. Estimation of soil moisture in the root-zone from remote sensing data. *Revista Brasileira de Ciências do Solo* 37, 596-603.
- Brocca, L., Ciabatta, L., Massari, C., Camici, S., Tarpanelli, A., 2017. Soil moisture for hydrological applications: Open questions and new opportunities. *Water* 9, 1-20.
- Carvalho, H.F.S., Moura, M.S.B., Silva, T.G.F., Rodrigues, C.T.A., 2018. Controlling factors of 'Caatinga' and sugarcane evapotranspiration in the Sub-middle São Francisco Valley. *Revista Brasileira de Engenharia Agrícola e Ambiental* 22, 225-230.
- CGEE. Centro de Gestão e Estudos Estratégicos, 2016. Desertificação, Degradação da Terra e Secas no Brasil. Brasília.
- CPRM. Companhia de Pesquisa de Recursos Minerais, 2010. Serviço Geológico do Brasil. Disponível: https://www.ifsertao-pe.edu.br/reitoria/pro-reitorias/prodi/observatorio/microrregiao_araripina/ouricuri.pdf. Acesso: 15 mar. 2015.
- Deng, Y., Wang, S., Bai, X., Tian, Y., Wu, L., Xiao, J., Chen, F., Qian, Q., 2018. Relationship among land surface temperature and LUCC, NDVI in typical karst area. *Scientific reports* 8, 1-12.
- Devasher V., Luhach, A.Kr., 2016. An Approach to Analysis the Agriculture Acreage and Estimation Production. *Indian Journal of Science and Technology* 9, 1-6.
- Didan, K., 2015. MOD13Q1 MODIS/Terra Vegetation Indices 16-Day L3 Global 250m SIN Grid V006 [Data set]. NASA EOSDIS Land Processes DAAC. Disponível: <https://doi.org/10.5067/MODIS/MOD13Q1.006>. Acesso: 2 maio 2020.
- Friedl, M., Sulla-Menashe, D., 2019. MCD12Q1 MODIS/Terra+Aqua Land Cover Type Yearly L3 Global 500m SIN Grid V006 [Data set]. NASA EOSDIS Land Processes DAAC. Disponível: <https://doi.org/10.5067/MODIS/MCD12Q1.006>. Acesso: 6 abr. 2020.
- Han, J., Mao, K., Xu, T., Guo, J., Zuo, Z., Gao, C., 2018. A soil moisture estimation framework based on the cart algorithm and its application in china. *Journal of Hydrology* 563, 65-75.
- IBGE. Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística., 2012. Produção Pecuária Municipal. Disponível: https://biblioteca.ibge.gov.br/visualizacao/periodicos/84/ppm_2012_v40_br.pdf. Acesso: 20 mar. 2017.
- INMET. Instituto Nacional de Meteorologia, 2009. Normais Climatológicas do Brasil, 1961-1990, Brasília, DF. Disponível:

- <http://www.inmet.gov.br/portal/index.php?r=clima/normaisclimatologicas>. Acesso: 5 set. 2015.
- INMET. Instituto Nacional de Meteorologia, 2015. Banco de Dados Meteorológicos para Ensino e Pesquisa. s/d. Disponível: <http://www.inmet.gov.br/projetos/rede/pesquisa/>. Acesso: 10 out. 2015.
- Jesus, B.de., Souza, B.B.de, Oliveira, A.M.S.de, Gama, D.C., 2019. Aridity index and climatic risk of desertification in the semi-arid state of Sergipe. *Revista Brasileira de Climatologia* 24, 214-227.
- Leite, C.R.deM., 2016. Modelos de índice de umidade do solo obtido por sensoriamento remoto no sertão pernambucano. Dissertação (Mestrado). Recife, UFRPE.
- Li, B., Wang, L., Li, L., Seely, M.K., 2016. The impact of rainfall on soil moisture dynamics in a foggy desert. *PLoS ONE* 11, 1-17.
- Li, X., Liu, L., Li, H., Wang, S., Heng, J., 2019. Spatiotemporal soil moisture variations associated with hydrometeorological factors over the Yarlung Zangbo River basin in Southeast Tibetan Plateau. *International Journal of Climatology* 40, 188-206.
- Lopes, H.L., Accioly, L.J.O., Sobral, M.C.M., Araújo Filho, J.D., Candeias, A.L.B., 2011. Espacialização da umidade do solo por meio a temperatura da superfície e índice de vegetação. *Revista Brasileira de Engenharia Agrícola e Ambiental* 15, 973-980.
- Lopes, I., Leal, B.G., 2019. Índice de aridez e tendência a desertificação para estações meteorológicas nos estados da Bahia e Pernambuco. *Revista Brasileira de Climatologia*, 17, 155-172.
- Lopes, P.M.O., Valeriano, D.M., Silva, B.B., Moura, G.B.A., Silva, A.O., 2013. Simulação do saldo de radiação na Serra da Mantiqueira. *Revista Brasileira de Engenharia Agrícola e Ambiental* 17, 780-789.
- Maffra, C.Q.T., Centeno, J.A.S., 2016. Estimativa da umidade do solo por meio de sensoriamento remoto e suas possíveis aplicações no estudo de deslizamentos de terra. *Revista Brasileira de Cartografia* 68, 1709-1719.
- Marin, P.A., Arnóbio, C.S.M., Leonardo, T.I.S., 2012. Núcleos de desertificação no semiárido brasileiro: ocorrência natural ou antrópica? *Parcerias Estratégicas*, 17, 87-106.
- Martins, E.G.M., 2018. Coeficiente de determinação. *Revista de Ciência Elementar* 6, 024.
- Martins, E.S.R., Magalhães, A.R., 2015. A seca de 2012-2015 no Nordeste e seus impactos. *Parceria Estratégica* 20, 107-128.
- MMA. Ministério do Meio Ambiente, 2020. Disponível: <https://www.mma.gov.br/>. Acesso: 1 abr. 2020.
- Moran, M., Doorn, B., Escobar, V., Brown, M.E., 2015. Connecting NASA Science and Engineering with Earth Science Applications. *Journal of Hydrometeorology* 16, 473-483.
- NASA. National Aeronautics and Space Administration., 2013. Goddard Institute for Space Studies. Disponível: <https://www.apolo11.com/noticias.php?t=Aquecimento+Global+Nasa+confirma+aumento+da+temperatura+da+Terra&id=20130116-103740>. Acesso: 2 maio 2020.
- Pekel, E., 2020. Estimation of soil moisture using decision tree regression. *Theoretical and Applied Climatology* 139, 1111-1119.
- Salomão, P.E.A., Barbosa, L.C., Cordeiro, I.J.M., 2020. Pasture degraded areas recovery: a brief review. *Research, Society and Development* 9, 2-18.
- Schirmbeck, L.W., Fontana, D.C., Schirmbeck, J., 2017. TVDI as an indicator of water status in spring-summer crops in Rio Grande do Sul State, Brazil. *Agrometeoros* 25, 373-381.
- Sharma, P.K., Kumar, D., Srivastava, H.S., Patel, P., 2018. Assessment of Different Methods for Soil Moisture Estimation: A Review. *Journal of Remote Sensing & GIS* 9, 56-73.
- Shi, S., Yao, F., Zhang, J., Yang, S., 2020. Evaluation of temperature vegetation dryness index on drought monitoring over Eurasia. *IEEE Access* 8, 30050-30059.
- Shimakura, S.E., 2006. Introdução aos métodos estatísticos para modelagem de dados geológicos. Notas de aula do curso de estatística, Universidade Federal do Paraná. Disponível: <http://leg.ufpr.br/~silvia/CE003/>. Acesso: 4 maio 2020.
- Silva, A.R., Santos, T.S., Queiroz, D.E., Gusmão, M.O., Silva, T.G.F., 2017a. Variações no índice de anomalia de chuva no semiárido. *Journal of Environmental Analysis and Progress* 2, 377-384.
- Silva, H.P., 2009. Mapeamento das áreas sob risco de desertificação no semiárido de Pernambuco a partir de imagens de satélite. Tese (Doutorado). Recife, UFRPE.
- Silva, J.B., Arraes, F.D. D., Oliveira, J. D. A., Moura, G.B.A., Bezerra, A.C., 2017b. Space-temporal distribution of soil moisture by remote sensing techniques. *Journal of Hyperspectral Remote Sensing* 7, 232-241.
- Silva, J.R.L., Montenegro, A.A.A., Monteiro, A.L.N., Silva Junior, V.P.S., 2015. Modelagem da dinâmica de umidade do solo em diferentes condições de cobertura no semiárido pernambucano. *Revista Brasileira de Ciências Agrárias* 10, 293-303.
- Sousa, W.R.N., Couto, M.S., Castro, A.F., Silva, M. P.S., 2013. Evaluation of Desertification

- Processes in Ouricuri-PE Through Trend Estimates of Times Series A. IEEE Latin America Transactions 11, 602-606.
- Souza, L.S.B., Moura, M.S.B., Sediya, G.C., Silva, T.G.F., 2015. Balanço de energia e controle biofísico da evapotranspiração na Caatinga em condições de seca intensa. Pesquisa Agropecuária Brasileira 50, 627-636.
- Stroppiana, D., Antoninetti, M., Brivio, P.A., 2014. Seasonality of MODIS LST over Southern Italy and correlation with land cover, topography and solar radiation. European Journal of Remote Sensing 47, 133-152.
- Syed, T.H., Webster, P.J., Famiglietti, J.S., 2014. Assessing variability of evapotranspiration over the Ganga river basin using water balance computations. Water Resources Research 50, 255-2565.
- Thorntwaite, C., Mather, J.R., 1955. The water balance. Drexel institute of technology, New Jersey. (Climatology, 8).
- UACA. Unidade Acadêmica de Ciências Atmosféricas, 2015. Universidade Federal de Campina Grande, 2016. Disponível: <http://www.dca.ufcg.edu.br/>. Acesso: 15 jun. 2015.
- Van Leeuwen, T.T., Frank, A.J., Jin, Y., Smuth, P., Goulden, M.L., Werf, G.R., Randerson, J.T., 2011. Optimal use of land surface temperature data to detect changes in tropical forest cover. Journal of Geophysical Research 16, 1-16.
- Van Rooy, M.P., 1965. A rainfall anomaly index independent of time and space. Notes 14, 43-48.
- Wan, Z., Hook, S., Hulley, G., 2015. MOD11A2 MODIS/Terra Land Surface Temperature/Emissivity 8-Day L3 Global 1km SIN Grid V006 [Data set]. NASA EOSDIS Land Processes DAAC. Disponível: <https://doi.org/10.5067/MODIS/MOD11A2.006>. Acesso: 2 maio 2020.
- Wang, H., Li, X., Long, H., Xu, X., Bao, Y., 2010. Monitoring the effects of land use and cover type changes on soil moisture using remote-sensing data: A case study in China's Yongding. River basin. Catena 82, 135-145.
- Younis, S.M.Z., Iqbal, J., 2015. Estimation of soil moisture using multispectral and FTIR techniques. Egyptian Journal of Remote Sensing and Space Science 18, 151-161.
- Zeng, Y., Feng, Z., Xiang, N., 2004. Assessment of soil moisture using Landsat ETM + temperature/vegetation index in semiarid environment. IEEE Transactions on Geosciences and Remote Sensing 6, 4036-4039.
- Zhan, Z., Qin, Q., Wang, X., 2004. The application of LST/NDVI index for monitoring land surface moisture in semiarid area. IEEE Transactions on geosciences and Remote Sensing 3, 1551-1554.
- Ziadat, F.M., Taimeh, A.Y., 2013. Effect of rainfall intensity, slope and land use and antecedent soil moisture on soil erosion in an arid environment. Land Degradation Development 24, 582-590.